한국지능시스템학회 논문지 2011, Vol. 21, No. 4, pp. 449-455
http://dx.doi.org/10.5391/JKIIS.2011.21.4.449

원격 제어 시스템에서의 신경망을 이용한 시간 지연 보상 제어기 설계

Design of a Time-delay Compensator Using Neural Network In a Tele-operation System

최호진[1] · 정 슬[2*]
Ho Jin Choi and Seul Jung

1 LIG 넥스원 연구원
2 충남대학교 메카트로닉스공학과

요 약

본 논문에서는 원격제어 시스템의 시간지연 문제를 분석하고 그 문제를 신경망으로 보상한다. 스미스 예측기는 시간지연 시스템에서 정확한 모델을 필요로 한다. 스미스 예측기의 모델링 오차를 보상하기 위해 신경회로망을 사용한다. 스미스 예측기를 구성하기 위해 Radial Basis Function(RBF) 신경회로망이 사용된다. 시뮬레이션과 실험을 통해 제안하는 방법의 동작을 검증한다.

키워드: 시간지연 보상, 신경망 예측기, 힘-위치제어

Abstract

In this paper, a time-delay problem of a tele-operated control system is investigated and compensated by neural network. The smith predictor requires an exact system model to deal with a time-delay in the system. To compensate for modeling errors in the configuration of the Smith predictor, a neural network approach is presented. Based on forming the Smith predictor structure, the radial basis function(RBF) neural network estimator is used. Simulation and experimental studies are conducted to show the functionality of the proposed method.

Key Words : time delay compensation, neural network estimator, force-position control

1. 서 론

최근 로봇의 연구 방향은 지능을 갖춘 자율 로봇 개발에 초점이 맞추어져 있다. 하지만 단순한 자동화 알고리즘이나 미숙한 로봇의 대처 능력으로 인하여 운용상의 제한을 초래한다. 따라서 대부분의 시스템에서는 보완적인 수단으로 원격 제어 방식을 채택하고 있다. 원격 제어란 작업 현장에 로봇을 투입하고, 조작자가 원거리에서 로봇을 조정함으로써 예기치 않는 위기 상황에 능동적으로 대처할 수 있는 제어 방법이다.

그림 1의 원격제어 시스템에 있어서 시간지연은 해결해야 할 중요한 문제 중의 하나이다. 모든 원격통신 시스템은 필연적으로 통신 과정에서 어느 정도의 시간지연을 가지게 된다. 이러한 시간지연은 통신 매개체를 통해서 교환되는 신호들의 속도 제한이나 단절, 시스템의 제어 수행시간 등으로부터 발생되며, 통신 매개체에 따른 시간지연의 양상과 크기도 매우 상이하다.

시간지연이 적절히 보상되지 않는다면, 작은 양의 시간지연조차도 전체 시스템의 불안정성과 성능 저하를 유발할 수 있다. 또한 시간지연은 시스템 해석을 어렵게 하며 나아가 제어기 설계의 복잡성을 야기한다. 따라서 최근에 시간지연 문제를 해결하기 위한 시간지연 보상 제어기에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다 [1-4].

산업 현장에서 순수시간 지연 요소 보상에 널리 사용되는 시간지연 보상 방법 중에 하나로 Smith 예측기를 들 수 있다 [5]. Smith 예측기의 경우 고정된 선형 예측기를 사용함으로써 시스템의 비선형성이나 시간에 따라 변화하는 시스템의 동적 요소를 제대로 반영하지 못하는 제한점을 가지고 있으므로 원격제어 시스템에서 문제점을 가진다.

원격제어에서 원격지의 작업 환경과 종로봇(제어대상) 사이의 상호작용은 비선형적일 뿐만 아니라 시변적인 특성을 가진다. 또한 제어명령을 생성하는 주조작기(햅틱 장치)와 조작자 사이의 상호작용 역시 비선형성과 시변적인 동적 요소를 가지고 있어, 고정된 선형 모델 예측기인 Smith 예측기를 사용할 경우 시스템을 정확히 모델링할 수 없으므로 성능 저하를 야기하게 된다 [6].

접수일자 : 2011년 7월 14일
완료일자 : 2011년 8월 10일
본 논문의 일부는 2008년 임베디드 공학회 추계학술대회에서 발표되었습니다.
*: Corresponding author
본 연구는 교육과학기술부 특정기초사업과 지식경제부 융복합형 로봇인력양성 “서비스로봇용 자율지능형 매니퓰레이션” 지원사업의 연구결과로 수행되었으며 지원에 감사드립니다. (NIPA-2011-C7000-1001-0003)

따라서, 본 논문에서는 Smith 예측기의 시간지연 보상 제어구조를 그대로 유지하면서 선형모델 예측기인 Smith 예측기 대신 신경망의 학습능력을 활용한 신경망 추정기를 사용한다 [7,8]. 비선형성과 시변적인 동적 특성을 가진 원격제어 시스템의 시간지연 보상기의 성능을 향상시키는 방법을 제안하고, 제안된 제어기의 성능을 이동 로봇 시스템에 적용하여 실험을 통해 검증하였다.

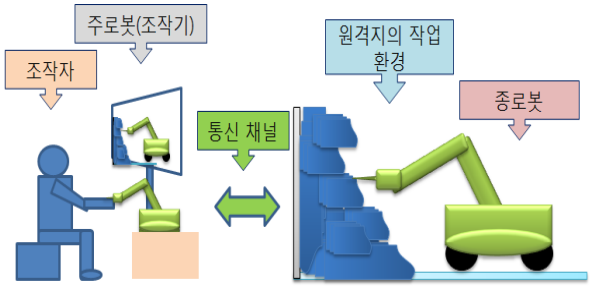


그림 1. 원격제어 시스템 구성
Fig. 1. Tele-operation system structure

2. 원격제어 시스템 모델링

원격제어 시스템은 일반적으로 조작자, 주로봇(조작기), 종로봇, 통신 채널로 구성되어지며, 위치-힘 피드백 기반의 양방향 통신 시스템으로 그림 2와 같이 구성된다 [8]. 주로봇은 조작자의 조작을 직접적으로 받아 종로봇에 내려질 명령을 생성하는 기능을 수행하며, 종로봇은 주로봇으로 부터 전달받은 명령을 추종하는 동시에 여러 센서들을 가지고 있어, 이를 통해 작업 환경에 대한 정보를 수집하는 기능을 수행한다. 작업 환경과의 상호 작용인 힘 또는 영상정보들은 통신 채널을 통해서 다시 주로봇 시스템에 전달된다. 이러한 정보들은 조작자에게 제공됨으로써 조작자는 작업 현장에서 작업을 수행하는 듯한 현장감을 가지고 작업을 수행할 수 있게 된다.

시간지연 보상제어기 설계를 위해서 조작자와 작업환경에서의 접촉 물체를 각각 스프링 댐퍼 시스템으로 등가 모델링하고, 주로봇과 종로봇을 질량 댐퍼 시스템으로 등가 모델링하여 전체 시스템을 그림 2와 같이 표현하였다. 표 1에 등가 모델의 각 변수에 대한 설명이 나타나 있다.

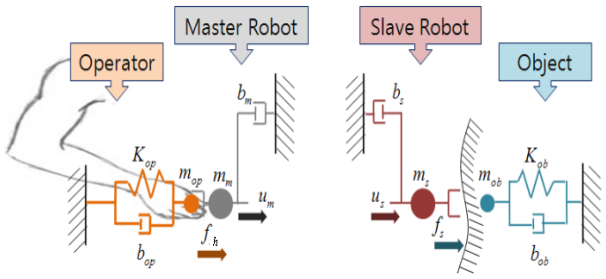


그림 2. 원격제어 시스템 등가 모델
Fig. 2. Equivalent tele-operation system model

표 1. 변수 설정
Table 1. Variables

m_m,m_s	[kg]	각각 주로봇과 종로봇의 질량
x_m, x_s	[m]	각각 주로봇과 종로봇의 변위
f_h	[N]	조작자가 주로봇에 가하는 힘
f_s	[N]	종로봇이 작업 대상에 가하는 힘
b_m, b_s		각각 종로봇과 주로봇의 감쇠계수
u_m, u_s		각각 주로봇과 종로봇의 제어입력

3. 시간 지연 시스템

양방향 위치-위치 피드백 제어 시스템은 주로봇과 종로봇의 위치 오차를 이용하여 조작자에게 전달할 힘을 생성한다. 반면 위치-힘 피드백 제어 시스템은 종로봇에 가해지는 힘을 주로봇을 통해서 직접 조작자에게 전달한다. 이 제어 구조에서는 주로봇의 움직임이 종로봇의 추종 능력에 영향을 받지 않기 때문에 위치-위치 피드백 제어 시스템보다 운동성이 좋은 장점을 가진다. 따라서 본 원격제어 시스템 연구에서는 위치-힘 피드백 제어구조를 채택하여 제어 블록을 그림 3과 같이 구성하였다.

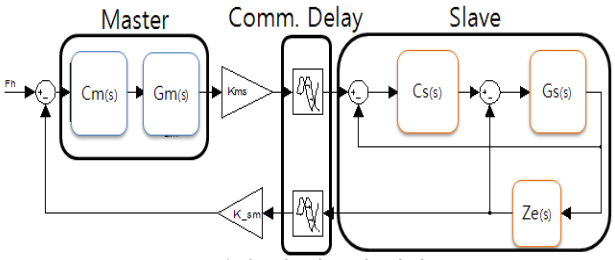


그림 3. 위치-힘 피드백 제어구조
Fig. 3. Position-force feedback control structure

여기서, $C_m(s)$, $C_s(s)$는 각각 주로봇과 종로봇의 제어기을 의미하며, $G_m(s)$, $G_s(s)$는 각 주로봇과 종로봇의 전달함수를 의미한다. $Z_e(s)$는 작업 환경에 대한 임피던스 모델을 의미하며, K_{sm}, K_{ms} 는 주로봇과 종로봇 사이에 힘 정보를 교환할 때 사용하는 게인값을 의미한다. 환경 임피던스는 종로봇의 끝점에 부착된 힘 센서로부터 측정되는 종로봇과 작업 대상 사이의 상호작용을 반영하기 위한 것이다.

우선 종로봇단에서의 시간지연 보상제어기의 설계를 위해서 주로봇단의 변위 $X_m(s)$와 종로봇단의 변위 $X_s(s)$와의 전달함수를 구해 보면 식(1)과 같다.

$$\frac{X_s(s)}{X_m(s)} = \frac{C_s(s)G_s(s)}{1+Z_e(s)G_s(s)+C_s(s)G_s(s)}e^{-sT} \quad (1)$$

여기서 T는 시간지연을 나타낸다.

종로봇단의 전달함수 (1)을 살펴보면, 시간지연 요소가 시스템 전달함수의 분자항에만 존재하는 것을 알 수 있으며, 이는 시간지연 요소가 종로봇단 제어 시스템의 특성에 영향을 미치지 않는 것을 의미한다. 따라서 종로봇단에서의 시간지연 보상 제어기 설계는 불필요함을 알 수 있다. 시스템 해석을 보다 간략화하기 위해서 종로봇단과 작업 환경을 하나

의 통합모델 $\hat{G}_s(s)$로 치환하여 식(2)와 같이 표현하였다.

$$\hat{G}_s(s) = \frac{Z_e(s)C_s(s)G_s(s)}{1+Z_e(s)G_s(s)+C_s(s)G_s(s)} \quad (2)$$

주로봇의 전달함수 $G_m(s)$와 종로봇단 통합모델에 대한 전달함수 $\hat{G}_s(s)$의 곱으로 전체 시스템을 식(3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$G(s) = \hat{G}_s(s)G_m(s) \quad (3)$$

식(3)을 이용하여 주로봇단에서 전체 시스템의 전달함수를 구하면 식(4)와 같다.

$$\frac{F_s}{F_h} = \frac{C_m(s)G(s)e^{-sT/2}}{1+C_m(s)G(s)e^{-sT}} \quad (4)$$

여기서 $T/2$는 주로봇과 종로봇간, 종로봇과 주로봇 간의 시간 지연이다. 식(4)를 살펴보면, 시간지연 요소가 전달함수의 분모, 분자항 모두에 영향을 미치는 것을 알 수 있다. 이 전달함수를 제어블록 선도로 표현하면 그림 4와 같이 시간지연 요소의 관점에서 간략한 등가 제어 블록으로 표현된다.

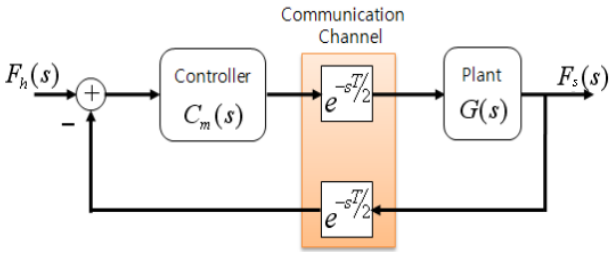


그림 4. 시간지연을 가지는 원격제어 시스템의 등가블록도
Fig. 4. Equivalent teleoperation system with time delay

따라서 이 간략한 등가 원격제어 시스템을 통해서 시간지연 보상제어기를 설계한다. 이를 역으로 확장하여 전체 원격제어 시스템에 적용하기 위해 시간지연 보상제어기를 설계하고, 제안한 제어기의 성능을 검증하고자 한다.

4. Smith 예측기 구조

우선 통신채널 상에서 발생되는 시간지연을 가지는 양방향 원격제어 시스템에 대한 블록선도는 그림 5와 같이 표현된다.

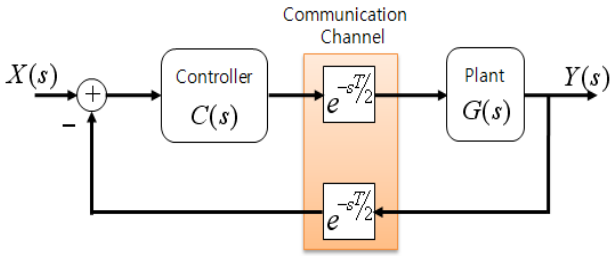


그림 5. 시간지연을 가지는 원격제어 시스템
Fig. 5. Teleoperation system with time delay

위 원격제어 시스템의 전달함수는 다음과 같다.

$$\frac{Y(s)}{X(s)} = \frac{C(s)G(s)e^{-sT/2}}{1+C(s)G(s)e^{-Ts}} \quad (5)$$

위의 식에서 시간 지연 요소가 시스템의 특성 방정식에 영향을 미친다.

$$\Delta = 1+C(s)G(s)e^{-Ts} \quad (6)$$

여기서, T는 원격제어 시스템의 양방향 시간지연 값을 의미한다. 식(6)에서 지수함수로 표현되는 시간지연 요소가 전달함수의 분모 항에 존재하기 때문에 시간지연이 시스템의 안정성 및 응답 특성에 영향을 미치는 것을 알 수 있다.

시간지연을 가지는 양방향 원격제어 시스템에 Smith 예측기를 이용한 시간지연 보상제어기를 적용하여 제어기를 구성하면 그림 6과 같다.

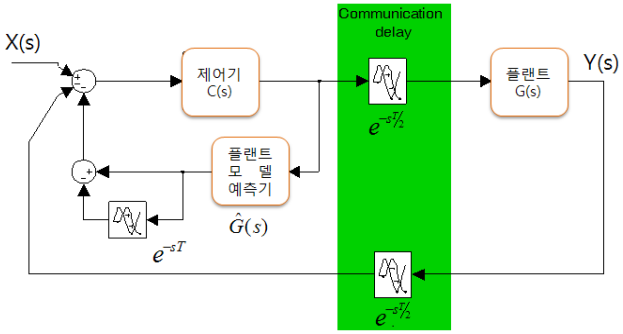


그림 6. Smith Predictor를 가지는 원격제어 시스템
Fig. 6. Time delay compensation control using the Smith Predictor

그림 6에서 Smith 예측기가 완벽하게 플랜트를 모델링할 수 있다면 $\hat{G}(S) = G(S)$ 라고 할 수 있고, 전체 제어 시스템의 전달함수는 다음과 같이 간단하게 구해진다.

$$G_T(s) = \frac{C(s)G(s)e^{-sT/2}}{1+C(s)G(s)e^{-sT}+C(s)\hat{G}(s)-C(s)\hat{G}(s)e^{-sT}} = \frac{C(s)G(s)e^{-sT/2}}{1+C(s)G(s)} \quad (7)$$

식(7)을 살펴보면 시간 지연 부분이 분모항에서 제거되고 그림 7에서 시간 지연이 제어 루프 바깥에 놓이게 되어 안정성에 영향을 미치지 않게 된 것을 볼 수 있다.

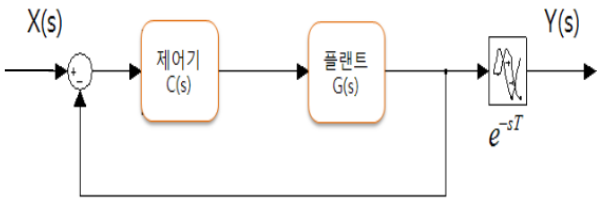


그림 7. 정확한 모델의 시스템 예측시 Smith Predictor
Fig. 7. Smith predictor based on exact model

시스템 모델을 Smith 예측기를 통해서 정확히 예측할 수 있다면 시간지연 요소를 시스템 제어 루프 밖으로 내보내는 것과 같이 동작하여, 시스템의 특성방정식에 영향을 미치지 못하도록 하는 것을 알 수 있다.

5. 신경회로망 기반의 예측제어

원격제어 시스템은 조작자와 작업물체의 상호작용 등으로 인하여 시스템의 비선형성과 동적요소의 시변적인 특성을 가지고 있다. 따라서 실시간 신경망의 학습 능력을 이용한 신경망 추정기를 사용하여 시간지연 보상제어기의 성능을 개선하고자 한다 [7,8].

Smith가 제안한 시간지연 보상 제어기 구조에서 Smith 예측기를 신경망 추정기로 대체 하여 시간지연 보상 제어기를 구성하면 그림 8과 같다.

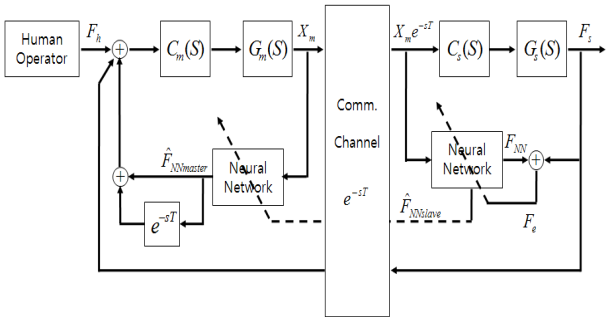


그림 8. 신경망을 이용한 시간지연 보상제어기
Fig. 8. Time delay compensation control using neural network

신경망 기반의 시간지연 보상제어기 개념을 원격제어 시스템에 적용하기 위해서, 두 개의 신경망을 사용하였다. 첫 번째 신경망은 종로봇단에 위치하며, 종로봇단과 작업환경 사이의 상호작용을 실시간으로 모델링하는 역할을 수행한다. 두 번째 신경망은 주로봇단에 위치하며, 종로봇단에서 실시간으로 모델링한 값을 신경망의 가중치 값의 형태로 전송 받아서 단순히 시스템을 모방하는 역할을 수행한다. 주로봇단과 종로봇단 각각에 위치한 신경망의 구조는 같으며, 다만 학습 여부에 따라 구분된다. 종로봇단의 신경망구조는 그림 9와 같다.

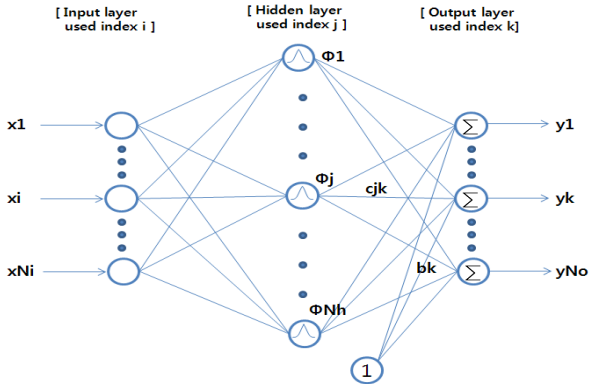


그림 9. Radial Basis Function Network 구조
Fig. 9. Structure of radial basis function network

신경망의 입력으로는 통신채널을 통해서 종로봇단으로 전송되는 위치 명령의 현재값과 이전값, 그 이전값을 사용하였다.

$$\phi_j(x) = \exp\left(-\frac{(x-\mu_j)^2}{\sigma_j^2}\right) \tag{8}$$

여기서, ϕ_j 는 RBF 신경망의 비선형 함수(가오시안 함수)이다. 가오시안 함수를 사용하면, 거리가 0일 때 최대값 1을 출력하게 되고 거리가 멀어지면 0에 가까운 출력을 내보낸다. 은닉층에서는 입력 패턴간의 유클리디안 거리를 계산하며, 출력층에서는 은닉층의 출력과 가중치 w_{jk}을 곱한 후 이 결과를 모두 더한다. RBF 신경회로망 출력층의 k 번째 출력 여기서, y_k 는 RBF 신경망의 은 식(9)과 같이 결정된다.

$$y_k = \sum_{j=1}^{N_h} w_{jk}\phi_j + \theta_k \ , \ k = 1, 2, \cdots N_o \tag{9}$$

여기서, θ_k 는 RBF 신경망의 바이어스 가중치이고 N_h은 은닉층 뉴론의 수, N_o은 출력 뉴론의 수이다.

신경망의 목적함수로는 식(10)와 같이 힘 센서를 통한 측정 데이터 F_s와 신경망을 이용한 힘추정값 $\hat{F}_s$ 사이의 오차를 이용하여 루트 제곱의 평균값을 계산하여 사용 하였다.

$$E = \frac{1}{2}\sqrt{(F_s - \hat{F}_s)^2} \tag{10}$$

신경망의 학습방법으로 역전파 알고리즘을 사용하였으며, 이에 대한 수식은 식(11), (12)와 같다.

$$\Delta w_{jk} = -\eta_c \frac{\partial E}{\partial w_{jk}}, \quad \Delta b_k = -\eta_b \frac{\partial E}{\partial b_k}, \tag{11}$$

$$\Delta \sigma_j = -\eta_\sigma \frac{\partial E}{\partial \sigma_j}, \quad \Delta \mu_j = -\eta_\mu \frac{\partial E}{\partial \mu_j} \tag{12}$$

여기서 η_c,,η_b,,η_μ, 그리고 η_σ은 학습율이다.

6. 시뮬레이션

조작자가 주로봇을 잡고 움직여서 제어 명령을 주는 상황을 시뮬레이션 하기 위해서 조작자에 대한 모델링은 Hunt-Crossley 비선형 모델을 사용하여 시스템 입력으로 사용하였다[8].

$$F_h = k\, x_h^n + \lambda\, x_h^n \dot{x}_h \tag{13}$$

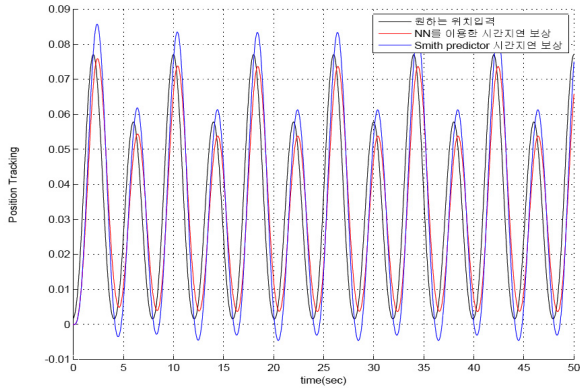
여기서 $k = 1100$, $\lambda = 40$, $n = 1.2$을 사용하였다.

시뮬레이션 모델로는 $G(s) = \frac{1}{5s^2 + 10s}$을 사용하였고, PID 제어기의 이득값으로는 k_p=30, k_d=12, k_i=8를 사용하였다. 신경회로망 변수로, 학습율은 $\eta_c = 0.6$, $\eta_b = 0.8$, $\eta_\mu = 0.02, \eta_\sigma = 0.02$을 사용하였고, 은닉층 뉴런의 개수는 M=3개를 사용하였다.

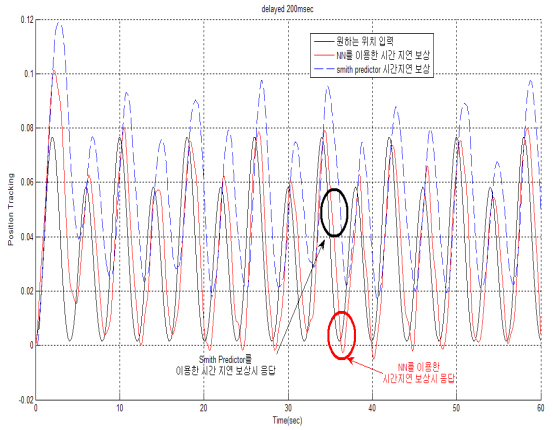
그림 10은 조작자 모델을 통한 제어입력 시, 신경망보상 방법과 시스템 모델을 정확히 안다고 가정한 Smith 예측기의 결과이다. 시스템 잡음이 없을 경우에 Smith 예측기와 신경회로망 보상기는 거의 비슷한 결과를 얻을 수 있다. 잡음이 있는 경우에는 Smith 예측기의 경우 비선형적인 제어입력을 제대로 추정하지 못하는 반면, 신경망 기반의 보상기는 초기 학습 과정 이후, 주어진 제어 입력을 잘 추종하

는 것을 확인할 수 있다.

이는 Smith 예측기는 안정성은 보장되나 시간 지연에 의한 응답이 나타나는 반면, 신경망 보상기의 경우에는 시간 지연이 어느 정도 보상이 되었기 때문이다.



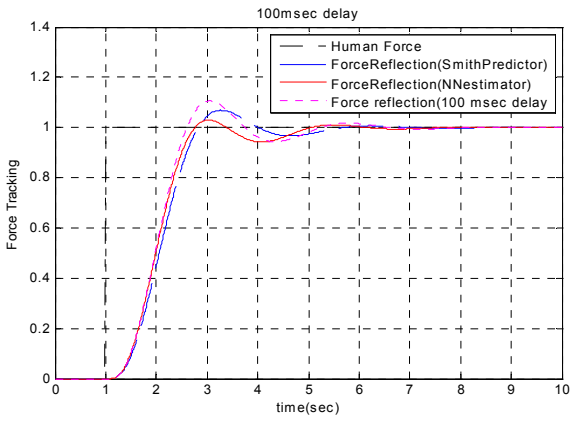
(a) 시스템 노이지가 없는 경우



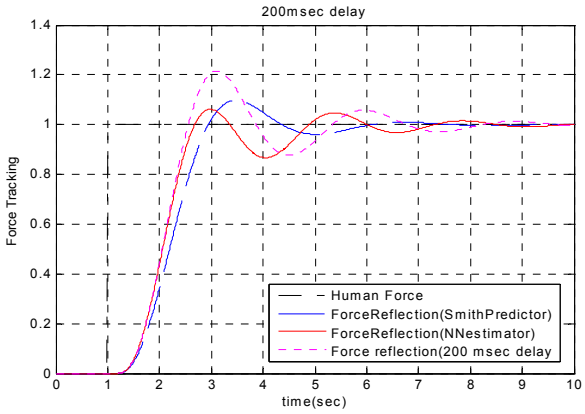
(b) 시스템의 노이지가 있는 경우

그림 10. 비선형 조작자 모델 입력에 대한 응답

Fig. 10. Response of nonlinear operator



(a) T/2=100msec time delay

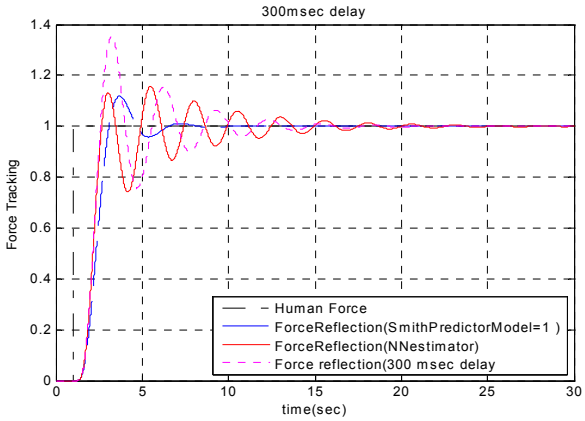


(b) T/2=200msec time delay

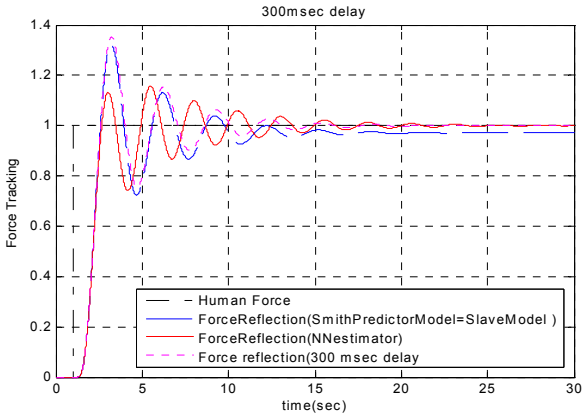
그림 11. 단위 계단 함수에 대한 힘 추종결과

Fig. 11. Force step response

단위계단 함수(Human Force)에 대한 시뮬레이션은 그림 11에 나타나 있다. 시뮬레이션결과 100msec와 200msec의 경우에 시간지연을 잘 보상하는 것을 볼 수 있다. 하지만 신경망 예측기의 경우에 빠른 응답시간과 더 작은 오버슈트를 보여주고 있다.



(a) 종로봇을 1로 모델한 경우(T/2=300msec)



(b) 종로봇 모델을 사용 한 경우(T/2=300msec)

그림 12. 단위 계단 함수에 대한 힘추종 결과

Fig. 12 Force step response

7. 실 험

7.1. 실험환경

실험 환경은 그림 13에 보여 진 것처럼 이동로봇 기반의 종로봇에 힘센서와 카메라 모듈을 장착하여 힘정보를 햅틱 장치(주로봇)에 피드백하고, 피드백 정보를 사용하여 화면의 GUI 프로그램을 통해서 이를 제어하도록 구성하였다.

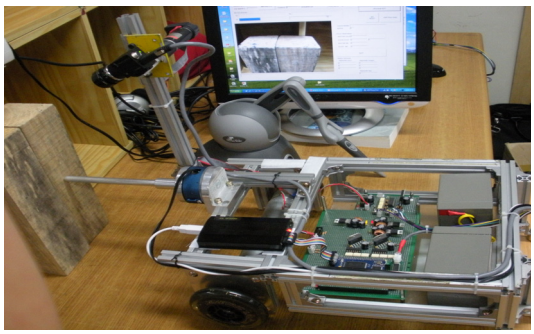


그림 13. 실험 환경 구성
Fig. 13. Experimental setup

7.2. 슬레이브 로봇의 위치-힘제어 실험

그림 14의 직접 힘제어 방식은 힘센서로부터 측정된 힘을 피드백 받아 오차를 만들어 PID 제어기를 사용하여 폐루프를 구성한다. PID 제어기로 구성된 제어입력 τ는 다음과 같다.

$$\tau_f = K_{pf}(F_d - F_s) + K_{\mathrm{if}}\int (F_d - F_s)dt + K_{df}(\dot{F}_d - \dot{F}_s) \quad (14)$$

$$\tau_p = K_{pp}(p_d - p) + K_{dp}(v_d - v) + K_{ip}\int_0^t (p_d - p)dt \quad (15)$$

여기서 τ_f, τ_p는 힘제어와 위치제어의 입력이고 F_d는 주어진 힘, F_s는 실제 힘이고, p_d는 기준위치, p는 실제위치, K_p, K_i, K_d는 PID 게인 값들이다. 힘제어와 위치제어는 선택상수 s에 의해 선택적으로 입력된다.

$$\tau = s\tau_f + (s-1)\tau_p \quad (16)$$

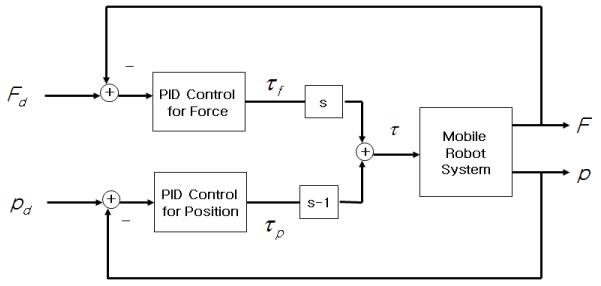


그림 14. 힘제어 방법
Fig. 14. Force control method

직접 힘제어의 경우 1N의 힘을 기본 옵셋으로 설정하여 기준 입력을 사인파로 인가하였다. 또한 사용한 힘 센서의 경우 잡음을 해결하기 위해 측정값의 소수점 한 자리만을 사용하여, IIR 필터링하여 사용하였다.

실험은 로봇이 대상체에 접촉한 상태에서 힘제어를 실험하였다. 직접 힘제어에 대한 실험 결과는 그림 15와 같이 기준 힘을 잘 추종하는 것을 볼 수 있다.

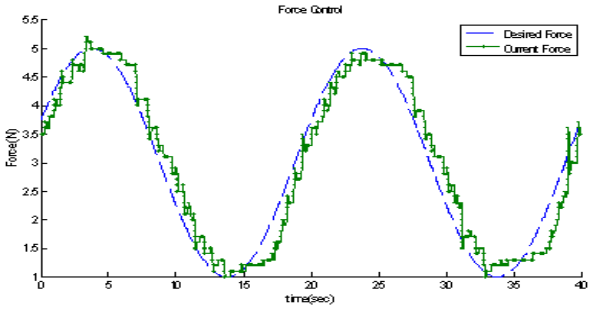


그림 15. 힘제어 결과
Fig. 15. Force tracking result

7.3. 원격제어 실험

다음으로 주로봇인 햅틱장치를 움직이면서 종로봇인 이동로봇의 움직임을 살펴보았다. 그림 16은 실제 실험한 결과이다. 종로봇이 주로봇의 움직임을 잘 추종하는 것을 볼 수 있다. 조작자가 매번 같은 힘을 일정하게 생성할 수 없으므로 주어지는 힘의 크기가 일정하지 않지만 종로봇과 주로봇의 추종결과가 유사한 것을 확인할 수 있다.

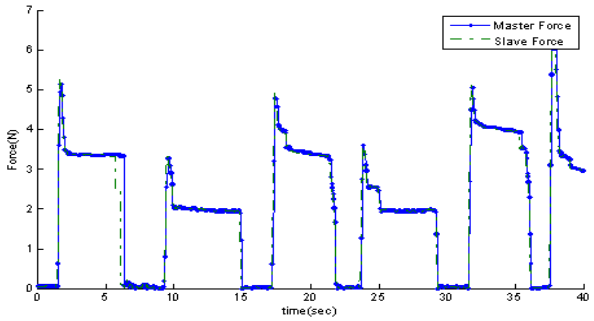


그림 16. 접촉 상황에서 위치 제어 결과(힘)
Fig. 16. Force tracking control results at contact

8. 결 론

본 논문에서는 Smith 예측기 구조를 기반으로 실시간 신경망 추정기를 이용하여 시스템을 모델링하고 이를 이용한 시간지연 보상 제어기를 제안하였다. 간략화한 원격제어 시스템뿐만 아니라 실제적인 위치-힘 피드백 제어에도 시뮬레이션을 통해서 적용해 보았다. 적용결과 기존의 Smith 예측기보다 비선형성의 입력 및 힘 위치 피드백 제어에도 시간 지연을 잘 보상하는 동시에 입력을 보다 잘 추종하고 적절한 힘 피드백을 제공하는 것을 알 수 있었다.

하지만 실시간처리에 있어 신경망의 초기 학습 및 신경망 구조의 최적화 등의 문제는 앞으로 해결해야 할 문제점으로 남아 있다.

참 고 문 헌

[1] Y. Yokokohji, T. Imaida, and T. Yoshikawa,

"Bilateral control with energy balance monitoring under time-varying communication delay", *IEEE Conf. on Robotics and Automations*, pp. 2684-2689, 2000.

[2] W. H. Zhu and S. E. Sacudean, "Stability guaranteed teleoperation: an adaptive motion/force control approach", *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. 45, no.11, pp. 1951-1969, 2000

[3] H. Arioui, M. Mana, A. Kheddar, and S. Mammar, "Master-model based time-delayed force feedback interaction experimental results", *IEEE Symposium on Intelligent Control*, pp. 896-901, 2002.

[4] O. M. Palafox, D.J.Lee and M.W.Spong, I. Lopez,and C. T. Abdallah, "Bilateral teleoperation of mobile robot over delayed communication network: implementation", *IEEE IROS*, pp.4193-4198, 2006

[5] R. C. Miall, D. J. Weir, D. M. Wolpert, and J. F. Stein, "Is the cerebellum a Smith predictor?", *Journal of Motor Behaviour*, vol. 25, no.3, pp. 203-216, 1993.

[6] A. A. Rahman, K. Natori, and K. Ohnishi, "Disturbance decomposition of time delay system by shadow robot based on network disturbance concept", *IEEE International Conference on Industrial Technology*, pp. 1120-1125, 2009.

[7] A. C. Smith and K. Hashtrudi-Zaad, "Smith predictor type control architectures for time delayed teleoperation", *The International Journal of Robotics Research*, vol. 25, no.8, pp. 797-818, 2006.

[8] H. J. Choi and S. Jung, "Neural network-based Smith predictor design for the time-delay in a tele-operated control system ", *AROB*, vol.14, no.14, pp. 578-583 2009.

저 자 소 개

최호진 (Ho-Jin Choi)

2007년 : 충남대 메카트로닉스공학과 졸업
2010년 : 충남대 메카트로닉스공학과 지능로봇 전공 석사졸업
2010년～현재 : LIG 넥스원 연구원

관심분야 : SLAM, 신호처리, 시간지연 제어 및 지능제어, 차량 제어 시스템.
Phone : 042-821-7232
Fax : 042-823-4919
E-mail : qorwlcjfja@naver.com

정슬(Seul Jung)

1988년 : 미국 웨인 주립대 전기 컴퓨터공학과 졸업
1991년 : 미국 캘리포니아대 데이비스 전기 컴퓨터공학과 석사 졸업
1996년 : 미국 캘리포니아대 데이비스 전기 컴퓨터공학과 박사 졸업
1997년～현재 : 충남대학교 메카트로닉스 공학과 교수

관심분야 : 지능 시스템 및 지능 로봇 시스템, 밸런싱 시스템 응용, 미래형 운송 시스템, 재활로봇, 로봇 교육
Phone : 042-821-6876
Fax : 042-823-4919
E-mail : jungs@cnu.ac.kr